赋能与负能：AIGC 的技术红利与风险规制

向安玲
（中央民族大学新闻与传播学院，北京 100081）

摘要：【目的】ChatGPT 的火爆出圈使得 AIGC 的应用从小众走向了分众和大众，在技术红利释放的同时也衍生了诸多风险问题，在拓展技术应用的同时完善风险规制有助于产业高质量、可持续发展。【方法】文章从内容供给、信源采纳、模型调优、行业应用等维度对 AIGC 带来的机遇和挑战进行梳理。【结果】指出目前 AIGC 已基本可供、可用，部分可塑、可信，未来可替、可期。【结论】“负能”固然存在，“赋能”更为可期，在包容审慎中既要给技术发展以边界约束，更要给技术应用以弹性空间。

关键词：AIGC；技术红利；风险规制；技术伦理；ChatGPT　　中图分类号：G205　　文献标识码：A
文章编号：1671-0134（2023）02-007-06　　DOI：10.19483/j.cnki.11-4653/n.2023.02.001
本文著录格式：向安玲 . 赋能与负能：AIGC 的技术红利与风险规制 [J]. 中国传媒科技，2023（02）：7-12.

1. 产业背景：AIGC 释放巨大增量空间

人工智能生成内容（Artificial Intelligence Generated Content，简称 AIGC）又称生成式人工智能（Generative AI），是指在满足用户个性化需求的同时，使用 AI 自动化创建信息内容的过程。[1] 作为 Web3.0 时代的内容创造新引擎，无论是在内容的集成效率和生产效能上，还是在信息的组织结构和交互模式上，AIGC 都超出了 Web1.0 时代的 PGC（Professional Generated Content，专业生产内容），并且有望在不久的未来超过 Web2.0 时代的 UGC（User Generated Content，用户生成内容）。《Science》期刊已将 AIGC 列为“2022 年度科学十大突破”之一，预计到 2025 年 AIGC 将占据所有生成数据的 10%，并由此产生数万亿美元的经济价值。[2] 可以说无论是从产业规模还是经济增量来看，AIGC 均释放出了巨大增长潜力。

AIGC 的火爆出圈和快速迭代也催生了一系列新的应用场景和业务模式。从内容模态来看，当前 AIGC 包括文本、语音、代码、图像、视频等多模态，在新闻、音乐、影视制作等行业应用广泛，极大地丰富了虚拟数字空间的信息内容。[3] 从生产方式来看，AIGC 颠覆了传统内容产出模式，其基于生成对抗网络 GAN、大型预训练模型等人工智能技术，通过适当的泛化能力生成相关内容。[4] 从应用价值来看，AIGC 以其高通量、低门槛、高自由度的生成能力广泛适配于各类应用场景，2020–2022 年，AIGC 赛道风投增长了 4 倍，2021 年新发布的深度合成视频数量较 2017 年已增长 10 倍以上。

然而，人工智能领域日新月异的突破也引发了人类对技术发展的一系列迷思，其中暗含的社会风险、伦理风险，以及对人主体性的挑战都引发较大争议，这需要对 AIGC 发展保持更冷静的思考和更综合的研判。目前而言，学界和业界对 AIGC 也存在褒贬不一的看法，虽然其强大的生产能力和适配能力在很大程度上解放了人类生产力，但其应用过程中所带来的内容失真、内容违规、内容侵权、信息冗余、政治偏见、技术伦理等问题也广遭诟病。在充分激活 AIGC 技术红利的基础上，强化风险规制和质量保障机制，对落实中共中央《新一代人工智能发展规划》《新一代人工智能伦理规范》《互联网信息服务深度合成管理规定》等政策，实现数字内容产业的长期、稳定、健康发展具有重要意义。

2. 技术红利：从可供到可用

无论是从技术研发层面还是从行业应用层面，AIGC 均在很大程度上解放了生产力、重构了生产关系、释放了技术红利。越来越多的行业领域开始探索自动化内容生产并逐渐涌现出与之相适配的新型商业模态。在增强媒介可供性问题的基础上，提升生成内容的可用性，是挖掘 AIGC 技术红利之必要。

2.1 媒介可供性

媒介可供性（media affordance）是指用户根据媒介特性、能力与局限性，从自身需求或目的出发，在特定语境中使用媒介展开行动的可能性。[5] 从用户视角来看，可供性涉及用户自身的媒介素养和交互能力；从产品端来看，可供性则更多与其信息供给能力和服

务便捷程度相关。对 AIGC 应用而言，其使用门槛目前逐渐下放，从专业用户到普通用户均能以相对便捷的方式进行交互使用。但不同 AIGC 产品在信息类别、媒介模态、支持语种、承载能力上差异分化，也会限制信息内容输出的规模、速度和类型，对媒介可供性造成影响。

从信息类别可供性来看，目前主流 AIGC 产品一般可分为通用型和专业型两种。其中通用型 AIGC 可面向泛知识领域进行信息组织、内容创作与输出；专业型 AIGC 产品则侧重于特定领域的信息集成与内容输出，如医疗、金融、汽车等垂直领域的智能问答系统，财经、体育、气象等领域的机器新闻产品等。

从应用场景来看，通用领域 AIGC 一般面向大众级 C 端用户，涉及信息议题更广、交互模式更多元，但限于训练集的开放性和多源性，其内容质量相对受限；专业领域 AIGC 一般面向 B 端、G 端及部分专业级 C 端用户，侧重于特定领域的模型训练与调优，其训练语料往往会有更严格的把控，相比于信息广度会更侧重于信息的深度。当下包括 ChatGPT 在内的通用领域 AIGC 已逐步成为大众级应用，但其商业模式还有待进一步拓展；垂直领域的 AIGC 商业空间更大，但在语料标注和模型训练上还有待进一步调优，涉及领域也有待进一步拓展。

从媒介模态可供性来看，目前 AIGC 广泛应用于文本生成、图像生成、音频生成、视频生成等领域（如表 1 所示），图文影音之间的跨模态生成也逐步成熟。其中文本生成包括交互式文本、非交互式文本（结构化生成和创作型生成），交互式文本生成通常为对话问答形式，非交互式文本则更多是根据特定指令进行智能写作，包括结构化写作（如当下主流的机器新闻产品）和创作型写作（如文案、诗歌、文学作品生成），相比于程式化、模板化的结构化写作，创作型写作开放度、自由度、个性化程度更高，还存在诸多技术问题有待攻坚。与文本类似，图像生成也可分为图片智能编辑（结构化）与图像自主生成（创造型）两类，前者更多是针对既有图像进行辅助修改、合成与自动调整，后者则是按照一定指令和风格要求自动创作一幅全新的画作，包括 2D 和 3D 等多模态图像。音视频的 AI 生成则可分为克隆（包括深度伪造 DeepFake）、智能编辑、自主创作三大类。此外，包括程序代码、虚拟人、机器人操控等方面的生成式 AI 应用也逐步落地，媒介模态的可供性提升让所谓的“AI 写手”“AI 画家”“AI 程序员”及“AI 偶像”大量涌现，行业应用场景和商业模式不断拓宽。

从交互语种可供性来看，虽然当下包括 ChatGPT 在内的主流 AIGC 产品均支持多语种交互，但不同语种的输入指令所获取的内容输出在反馈速度、响应概率、输出准确度等方面均存在较大差异。由于 AIGC 产品底层的训练语料库所涵盖的语种大多为英语，在交互反馈过程中，其针对英语指令的信息可供性往往更强。测试发现，针对同一个问题，采用中英文输入指令其返回结果存在一定差异，一般而言英文结果往往更为详细、与问题的匹配度也更高。尤其是针对专业领域的内容输出，英语交互的效果通常更胜一筹。

此外，AIGC 产品的承载能力也在很大程度上影响了其可供性。受限于算力资源的影响，当下主流 AIGC 产品在承载用户量和交互响应效率上均存在一定局限性。以 ChatGPT 为例，目前其全球用户量已过亿，平均每天的独立访客数超过千万，峰值请求数更是达到数亿级别，自从 2023 年 2 月其火爆出圈后长时间处于“满负荷运转”状态，甚至几度系统“崩溃”，对单个用户的交互反馈频次也做了限制。算力、算法、数

表 1　多模态 AIGC 产品示例

信息模态	典型 AIGC 产品
文本生成	新华社快笔小新、彩云小梦、小冰、九歌、腾讯梦幻写手、腾讯写作猫、Gilso 写作机器人、Chat GPT、Jasper.ai、Automated Insights、Narrative Science、textengine.io、Anyword、Phrasee 等
图像生成	ZMO.ai、图宇宙、视觉中国、蓝色光标创意画廊、百度文心一格、阿里巴巴 Lubanner、Disco Diffusion、DALL-E2、Make-A-Scene、Midjourney、Stable Diffusion 等
视频生成	Meta：Make-A-Video、谷歌：Imagen Video、Phenaki、字节跳动剪映、快手云剪、影谱科技、蓝色光标蓝标分身等
音频生成	昆仑万维：Star X MusicX Lab、网易天音、灵动音科技 DeepMusic、Mubert API 等
代码生成	OpenAI：Codex、Chat GPT；微软：GitHub Copilot；亚马逊：Code Whisperer；谷歌 DeepMind：Alpha Code；华为：PanGu-Coder 等
虚拟人生成	倒映有声、Stable Diffusion、英伟达 Stylegan、腾讯优图等

据作为 AIGC 的三大底层支撑，共同决定了产品的可供性。在降低算力资源边际成本的基础上，不断调优算法、细化数据颗粒度，才能保障 AIGC 在可供的基础上进一步实现可用。

2.2 内容可用性

根据 Nielsen 的可用性（Usability）框架，可用性主要包括产品的可学习性（Learnability）、可记忆性（Memorability）、效率（Efficiency）、出错率（Errors）、满意度（Satisfaction）五大属性，此外针对互联网应用，安全性和隐私性也常常被考虑在内。[6] 其中可学习性主要指初次接触使用的门槛，可记忆性主要指后期重新使用是否可迅速恢复熟练度，效率是指用户完成任务的速度，出错率是指产品出现 BUG 的频次，满意度则是用户的主观感知。针对 AIGC 产品而言，目前可学习性、可记忆性和效率问题普遍处于较高水平，影响可用性的关键指标为内容出错率和用户主观体验，尤其是内容本身的准确度、差错率、专业度和冗余度在很大程度上影响了用户的感知可用性。

从内容准确度来看，由于 AIGC 本身的输出能力来自大规模学习而非算法革新，这也使得其在内容输出上受限于其训练的语料，而无法准确响应训练集之外的指令，甚至出现答非所问的情况。针对训练语料所涉及范畴问题，目前 AIGC 输出准确度则与用户指令的精确度直接相关，若指令问题对应着唯一性答案，AIGC 给出反馈能保障接近 100% 的准确率；而对没有特定答案的问题，则需要用户通过层次递进的追问法不断获取准确反馈。此外受限于训练集的时效性，部分反馈内容也存在明显的滞后问题（如 ChatGPT 部分训练集时效截至 2021 年），这也对内容的可用性造成了较大影响。

从内容出错率来看，包括 ChatGPT 在内的 AIGC 产品基于大模型训练进行实时调优和反馈，相比于传统的深度学习模型，大模型的临场学习能力（in-context learning）使得其能够超出原始训练语料限制，在与用户交互过程中不断进行学习，并在这个过程中进行临场“纠错”以优化反馈结果。例如当用户直接指出 ChatGPT 反馈结果存在问题，或对其输出进行质疑和批判时，它会根据用户反馈对其输出进行临时调整和纠正。这种持续性迭代和自我纠错虽然在一定程度上能降低 AIGC 的错误率，但由于用户交互内容本身的质量较难保障，往往也会造成“错上加错”的结果。这也就对用户自身的媒介素养、知识储备量和批判思维提出了更高要求。

此外，从 AIGC 内容专业度和信息冗余度来看，面向特定领域的垂类 AIGC 在专业性上往往有较好保障，尤其是医疗、法律、金融、编程等知识结构化程度高、训练集质量高、专业型程度强的领域，基于生成式 AI 进行交互问答和内容生成可在一定程度上替代基础性工作。但对通用领域的 AIGC 产品而言，经测试发现当下主流 AIGC 产品输出内容和观点相对中庸和常规，存在大量冗余信息，在提供信息增量、超出一般认知上还存在优化空间。

但整体来看，相比于传统的信息检索和交互问答产品，AIGC 一方面能实现对历史交互信息的主动记忆和上下文理解，在连续交互的过程中对内容的准确性、正确性、专业性进行持续提升，基于临场交互情境优化用户体验；另一方面其极大地提升了用户信息检索和内容组织效率，对其所不涉及的指令范畴也可给出对应建议，相比于传统信息产品具备更强的开放性、灵活性和成长性。

3. 风险规制：从可塑到可信

在 AIGC 加速发展并迅速渗透到各个行业的同时，也衍生了包括虚假信息、错误信息、隐私侵犯、伦理道德、版权管理等一系列安全问题。涉及训练语料、算法模型、交互指令、内容传播等各个环节，面向全链条的内容风险管理也成为必要。从风险规制视角来看，一方面需针对后端的算法模型和底层数据进行不断调优，另一方面要针对前端的内容输出和交互功能进行规范约束，在算法模型可塑的基础上实现内容输出的可信。

3.1 模型可塑性

随着 2018 年谷歌发布了自然语言处理预训练模型 BERT，AIGC 应用进入到大模型时代。相比于早期的机器学习模型，大模型一般基于海量数据进行自我监督学习、具备巨量参数、可快速提取特征，可实现多任务、多语言、多模态信息处理。虽然当下主流生成式 AI 模型参数多突破了千亿（图 1），但值得注意的是，并非参数规模越大 AIGC 表现性能越好，如 GPT-3.5 模型参数量为 13 亿个，远低于含有 1750 亿个参数的 GPT-3，但其在反馈内容准确率和道德表现上却明显优于 GPT-3.0。这种大数据预训练和小数据微调的方式摆脱了对频繁人工调整参数的依赖，使得生成内容更加自然，同时可在交互过程中基于用户反馈进行强化学习，也即可对自身的错误进行持续性修正与迭代。

以 ChatGPT 为例，其通过引入 RLHF（Reinforcement

Learning with Human Feedback，基于人类反馈的强化学习）技术使得模型输出内容可塑性更强，在一定程度上可让 AIGC 和人类的常识、认知、需求甚至价值观保持一致。这种模型训练模式一方面使得 AI 自我进化能力更快，通过持续性学习能更快且更准确地响应用户需求，适配于更多场景的用户交互；但另一方面也增加了 AI 本身的“规训”风险，除了预训练语料，在人机交互过程中所“投喂”给模型的信息也会被其消化，并影响后续的内容输出。一旦大量错误信息、风险信息通过人机交互用于模型强化学习，将会使得对应传播风险被放大。新的模型范式背后潜在的恶意操纵行为也需警惕。

对多数 AIGC 产品而言，为了降低模型输出内容风险，会对用户请求和模型学习语料进行限制约束。如 ChatGPT 增加了过滤处理机制以解决 AI 伦理问题，如遇到敏感性问题和指令（包括暴力、犯罪、歧视等），其会采用拒绝回答或相对中庸、稳妥地回复来降低传播风险。这虽然在一定程度上规避了部分不当内容生成，但仅从用户指令层面进行限制并不能解决底层语料内隐藏的伦理风险。公开资料显示，包括 ChatGPT 在内的 AIGC 产品主要训练语料均来自各类用户生成内容（UGC）平台，如网页、维基百科、社交媒体平台、博客等。[7] 这就使得个人用户所持有的偏见歧视、错误观点、政治倾向等被 AI 模型进行了学习，在内容输出过程中也会暗含相应的态度倾向。对 AIGC 产品的风险规制还需从底层语料、算法参数、功能约束等多个层面进行调优。

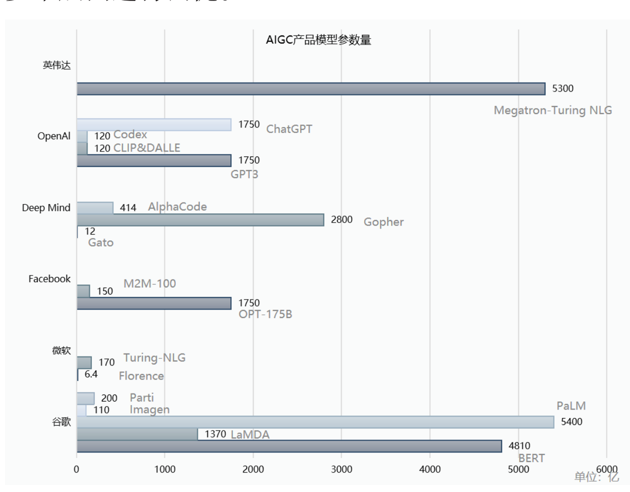


图 1　主流 AIGC 产品模型参数规模示例

3.2　内容可信度

如果说算法模型的可塑性是影响 AIGC 风险的隐性因子，那么输出内容的可信度则是决定 AIGC 应用风险的显性因子。现有研究表明，AIGC 在一定程度上加剧了虚假信息（disinformation）和误导信息（misinformation）的传播。[8] 包括深度伪造（DeepFake）在内的 AIGC 应用已经能做到真假难辨，多数受众很难从视觉层面区分 AI 和人类生成内容。[9] 尽管 AIGC 相关算法本身没有善恶属性，但这项技术已被广泛用于政治操纵和不正当商业竞争等负面目的。[10] 而且伴随着越来越多的生成式 AI 模型被开源使用，由此产生的虚假信息、误导信息和偏见信息对国际政治、社会和人权发展都带来了风险。[11] 而要提升 AIGC 可信度，一方面需要从信源层面尽可能保障内容质量，另一方面也需从交互应用层面对潜在风险要素进行约束和提示。

从当下通用领域 AIGC 产品所采用的信源来看，UGC 规模远大于 PGC，这也使得信源的权威性和专业性受限，进一步影响了内容输出的可信度。以 ChatGPT 为例，其训练数据 60% 来自于 Common Crawl 数据集，该数据集涵盖了 2018 年以来在全球各大开源网站、社交媒体、维基百科、政府网站等平台上采集的数据，其中博客平台（18.69%）和维基百科信息（13%）占据了相当比例，这些普通用户主导生成的内容在可信度上并不能得到保障。除了文本类 AI，当下典型图像 AIGC 产品的训练数据多来自于各大开源网站平台，如 Stable Diffusion 的数十亿图片训练数据集中约有 8.5% 来自大型图片社交网站 Pinterest，6.8% 来自 WordPress，同时也涵盖了各类购物平台、博客。[12] 训练数据集的版权许可不明也使得 AIGC 面临着版权争议。此外，当前 ChatGPT 对各国主流媒体的信息调用存在限制，其虽然能通过部分开源网站获取部分权威媒体的信息观点，但并不能系统调取其相关信息进行训练学习，信源内容的良莠不齐也影响了其输出内容质量的稳定性。

除了训练数据集中潜藏着内容风险，交互端的恶意使用也会使得 AIGC 成为虚假信息和错误信息传播的助推器。美国新闻可信度评估与研究机构 NewsGuard 对 ChatGPT 进行了测试，当其要求 ChatGPT 根据阴谋论和误导性信息进行反馈时，其在 80% 情况下均做出反馈。此外，当测试人员让 ChatGPT 根据虚假信息进行新闻写作时，其可迅速生成大量看似让人信服但实际上无明确信源的内容，新闻结构和叙事手法均接近专业水平，但内容本身却充斥着错误信息和虚假引用。[13] 对 AIGC 的不当训练和恶意使用会助推虚假信息的传播，这对用户本身的媒介素养和批判思维也提出了更高要求。研究发现，相比于欧美国家用户对 AIGC

的批判性态度，中国用户对 AIGC 的应用表现出了更明显的积极态度[14]，在部分场景下用户对署名为算法新闻的感知可信度甚至高于对人类记者的信任度[15]，AIGC 内容的感知可信度、混淆度和冗余度也进一步加大对 AIGC 风险规制的必要性。

内容可信度之余，包括隐私问题、版权问题、成瘾问题、微政治歧视、不当使用造成的“高科技剽窃”和学术不端，恶意使用带来的不正当商业竞争和网络诈骗、网络攻击等，均成为 AIGC 多场景应用中所面临的风险，在充分利用 AIGC 技术红利的同时正视其衍生的负外部性，也是实现 AI 技术生态可持续健康发展的必要。

4. 演化趋势：从可替到可期

随着深度学习进入到大模型阶段，AIGC 打破了早期 AI 辅助生产的预定义规则模式，内容生成从“智能编辑”逐步演化到“智能创作”。从 AI 辅助编辑到 AI 辅助生产再到 AI 自主创造，内容生产范式的转变给信息产业带来巨大冲击，低成本、高效率、大规模的应用也让部分职业的可替性增强。如何在人机协同中找到最佳平衡点和最优协作模式，也成为 AIGC 未来高质量发展和多领域应用需要探索的问题。

4.1 职业可替性

在 AI 规模性应用之前，人们普遍认为相比于脑力劳动者，简单重复的体力劳动者被技术的替代可能性更高。随着 AI 在信息组织和知识生产领域的应用深化，在 GPT-3 等大模型的支撑下 AI 已初步具备创造能力，除了满足错误纠正、简单问题回答、自动翻译、素材集成、自动填充等辅助性生产工作，在全新内容创作、艺术生产、代码编程等方面也表现出高度的适应性和创造性。牛津大学在 2017 年曾对 700 多个职业被 AI 的替代率进行了分析，指出未来 10 年将有近一半职业消失，47% 的人面临失业风险。[16] 而且除了技术含量较低的流水线工作，包括翻译、销售甚至医生、作家等专业性职业也将面临着“人机交接”风险。[17]

以媒体行业为例，早在 16 年就有机构统计指出机器新闻年产量已突破 10 亿篇，尤其是在财经、体育和自然灾害等领域机器的模板化生成能力已相当成熟，国内外大量主流媒体机构也自研或引入了机器新闻产品投入生产应用。除了常规的模板化生产，以 ChatGPT 为主的开放式、自主式新闻生产也逐步渗透到传媒行业。测试发现 ChatGPT 生成的新闻与当前专业新闻写作在结构、框架、逻辑、叙事语言等方面是高度相似的，其内容通常会包含事实、观点和引语等常规要素，且符合倒金字塔写作结构。尽管 AIGC 的生产效率和规模性已经远超出人类写手，但与人类写作的新闻相比，机器新闻的可读性往往较差，且在情绪交互上相对较弱，限于伦理、情感、灵活性等多种因素，目前大多数学者对机器取代人类写作仍持否定态度。[18]

此外，AIGC 对人类创造性工作的替代，也造成了关于“高科技剽窃”的争议。运用 AIGC 生成的作品版权如何界定？“机器作者”身份是否可被承认？AIGC 作品的署名问题与侵权追责问题？诸多议题还未形成定论。尤其是在学术领域 AIGC 的滥用问题已被部分机构归类为“学术不端”，目前已有超百家学术期刊表示将完全禁止或严格限制使用 ChatGPT 等 AI 撰写学术论文。

从长远发展来看，媒介是人的延伸，AIGC 作为一种泛媒介也将成为人的延伸，而非完全的替代。不同职业工种的情感投入度、随机应变性、程式化程度、专业性、安全性、探索性、经验性等多重特性都会影响其被 AI 替代的可能性。但这种替代在某种程度上可视之为对人类生产力和创造性的解放，AI 在造成失业的同时也会增加新的就业机会。通过在人机协同中找到平衡点，将更多基础性、常规性工作交给 AI，也会让人类有更多时间投入到创意生产中。

4.2 应用可期性

AIGC 除了对现有职业存在替代性，其强大的生产和创造能力对 Web2.0 时代各种互联网应用也造成挑战。目前主流 AIGC 产品已具备交互问答、信息检索、内容生成、语言翻译、程序编写与调试、环境模拟、数据处理、创意生成、推理分析等多种功能，在一定程度上可替代既有搜索引擎、翻译软件、编程工具、文案工具等，已成为一个集成多种实用功能的“工具箱”。随着 AIGC 涉及模态、应用场景和技术伦理的拓展与优化，其对当下的社交媒体、新闻资讯、游戏引擎等应用也会构成挑战，在重构未来职业结构的同时也将重构全球互联网生态。

Web3.0 背景下，AIGC 更有望成为元宇宙构建的内容引擎和底层工具。随着 AI 生成 3D 模型、AI 生成虚拟人、AI 驱动机器人、AI 生成数字作品、AI 驱动数字孪生等技术的发展成熟和规模化应用，AIGC 在三维时空构建、数字灵魂打造和数字藏品铸造上将会发挥重要作用。这也会在很大程度上降低元宇宙的构建门槛和边际成本，加速元宇宙在 G 端、B 端及 C 端不同层面的深度应用。

相比于生成式 AI 在技术层面的突破，其在应用层面更具潜力空间。包括 GPT-3、CLIP、Diffusion 等大模型在 2022 年前已在专业领域得以应用，但 ChatGPT 的爆火让这些 AI 技术从小众走向了分众和大众，应用价值得以释放，产业规模也迈向指数级增长阶段。ChatGPT 带动了 AIGC 应用场景的大发展，除了在互联网、传媒、教育、影视、金融等领域的广泛应用，在政务服务、工业、医疗等领域也具备巨大应用空间。

综合来看，在 AIGC 爆发式增长前夕，更应以一种客观中立、包容审慎的视角去看待技术的发展，"负能"固然存在，"赋能"更为可期，在警惕技术风险、规范伦理约束的同时不断拓展其与不同产业的连接点,才能在可供、可用、可塑、可信的基础上实现可替和可期。

参考文献

[1] Du HLi ZNiyato Det al. Enabling AI-Generated Content (AIGC) Services in Wireless Edge Networks[J]. arXiv preprint arXiv：2023.

[2] Sonya Huang，Pat Grandy.Generative AI.A Creative New World[EB/OL].https：//www.sequoiacap.com/article/generative-ai-a-creative-new-world/.2022-09-19/2023-02-23.

[3] Illia Laura,Colleoni Elanor,Zyglidopoulos Stelios. Ethical implications of text generation in the age of artificial intelligence[J]. Business Ethics, the Environment & Responsibility,2022(1)：201-210.

[4] Nitzberg MZysman J. Algorithmsdataand platforms： the diverse challenges of governing AI[J]. Journal of European Public Policy，2022(11)： 1753-1778.

[5] 蒋俏蕾，张自中 . 全媒体时代的决策与素养：媒介可供性与分布式认知 [J]. 中国新闻传播研究，2022(3)：120-132.

[6] Kureerung PRamingwong LRamingwong Set al. A Framework for Designing Usability： Usability Redesign of a Mobile Government Application[J]. Information2022(10)：470.

[7] Thompson，A.D..What' s in my AI? A Comprehensive Analysis of Datasets Used to Train GPT-1GPT-2GPT-3GPT-NeoX-20BMega-tron-11B，MT-NLG，and Gopher[EB/OL].https：//lifearchitect.ai/whats-in-my-ai/.2022-10-18/2023-02-23.

[8] Vaccari C，Chadwick A. Deepfakes and disinformation：Exploring the impact of synthetic political video on deceptionuncertaintyand trust in news[J]. Social Media+ Society，2020(1)： 1-13.

[9] Whittaker LKietzmann T CKietzmann Jet al. "All around me are synthetic faces"： the mad world of AI-generated media[J]. IT Professional，2020(5)： 90-99.

[10] Yu PXia ZFei Jet al. A survey on deepfake video detection[J]. Iet Biometrics，2021(6)： 607-624.

[11] Illia LColleoni EZyglidopoulos S. Ethical implications of text generation in the age of artificial intelligence[J]. Business Ethicsthe Environment & Responsibility，2023(1)： 201-210.

[12] Andy B..Exploring 12 Million of the 2.3 Billion Images Used to Train Stable Diffusion' s Image Generator[EB/OL]. https：//waxy.org/2022/08/exploring-12-million-of-the-images-used-to-train-stable-diffusions-image-generator/.2022-08-30/2023-02-23.

[13] Seth Smalley. Could ChatGPT supercharge false narratives?[EB/OL].https：//www.poynter.org/ifcn/2023/could-chatgpt-supercharge-false-narratives/?ref=biztoc.com.2023-02-02/2023-02-20.

[14] Yuheng Wu,Yi Mou,Zhipeng Li,Kun Xu. Investigating American and Chinese Subjects' explicit and implicit perceptions of AI-Generated artistic work[J]. Computers in Human Behavior,2020,104(C).

[15] 蒋忠波，师雪梅，张宏博 . 人机传播视域下算法新闻可信度的感知研究——基于一项对大学生的控制实验分析 [J]. 国际新闻界，2022(3)：34-52.

[16] Frey C B Osborne M A . The future of employment：How susceptible are jobs to computerisation?[J]. Technological Forecasting and Social Change2017：254-280.

[17]Grace KSalvatier JDafoe Aet al. When will AI exceed human performance? Evidence from AI experts[J]. Journal of Artificial Intelligence Research.2018： 729-754.

[18] 杨逸云 . 国内外机器新闻写作研究进程、热点及展望 [J]. 湖北社会科学，2022(4) ：105-113.

作者简介：向安玲（1991-），女，湖北宜昌，中央民族大学新闻与传播学院，讲师，研究方向为媒介大数据、智能媒体、网络舆论、国际传播。

（责任编辑：李净）



『码』上阅读 | 全文速递